

一种电动汽车用驱动电机系统性能评价方法

乔维德

(无锡开放大学, 江苏 无锡 214011)

摘要: 根据电动汽车用驱动电机性能特点, 从驱动电机系统的电机控制性能、电机本体设计、企业资质能力等不同维度分析, 应用层次分析法 (AHP) 确定驱动电机性能评价指标体系及其指标权重, 建立驱动电机性能评价的 BP 神经网络模型, 并采用鸡群优化算法 (CSO) 对其模型进行优化。仿真实例表明, 基于 AHP 和 CSO-BP 神经网络的驱动电机系统性能评价方法, 具有评价速度快、准确率高等优点, 并得到满意的评价结果。这对于电动汽车驱动电机系统的评价、选择与应用, 具有较好的工程实用价值。

关键词: 电动汽车; 驱动电机; 层次分析法; 鸡群优化算法-BP 神经网络; 评价

中图分类号: TM 301.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2017)07-0115-07

A Kind of Method Based on Performance Evaluation of Driving Motor System for Electric Vehicle

QIAO Weide

(Wuxi Open University, Wuxi 214011, China)

Abstract: According to the performance characteristics of the driving motor for electric vehicle, analysis of motor control performance, motor body design and enterprise qualification from the drive motor system, applying of analytic hierarchy process (AHP) to determine the performance evaluation index system and index weight of the driving motor, a BP neural network model of performance evaluating for drive motor, and the chicken group algorithm (CSO) was used to optimize the model. The simulation results showed that the performance evaluation method of drive motor based on AHP and CSO-BP neural network has the advantages of high speed and high accuracy, and get satisfactory result, this have good engineering practical value to evaluation, selection and application for electric vehicle drive motor system.

Key words: electric vehicle; drive motor; analytic hierarchy process (AHP); chicken swarm optimization-BP neural network; evaluation

0 引言

目前, 新能源汽车正处于蓬勃发展阶段。电动汽车作为新能源汽车的主要类型之一, 属于一种低排放且有效利用资源的重要交通工具, 也越来越受到人们的青睐。电动汽车的核心部件是由驱动电机和驱动电机控制器等构成的驱动电机系统, 其中, 电动汽车使用的驱动电机主要有直流电机、感应电机、永磁无刷电机、开关磁阻电机等。驱动电机系统已成为电动汽车的关键技术之一, 是车辆行驶的主要驱动系统, 对于决定电动汽车

的运行与控制性能起着至关重要的作用。随着电动汽车用驱动电机技术不断提高以及电动汽车的产业化规模发展, 电动汽车用驱动电机系统的综合性能评价已成为汽车厂家及学者共同关注且亟待破解的瓶颈。据相关研究文献报道, 目前电动汽车用驱动电机系统性能评价主要采取传统的主观评分法、层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, AHP)、模糊综合评价法、灰色评价法等。以上方法虽然操作简便, 具有一定的实用性, 但在评价过程中评价指标受到参评人员的主观性、随意性及时间因素等影响较大, 再加之电动汽车用

驱动电机系统本身具有较强的非线性、时滞性及不确定性,单纯采用这些传统方法,很难保证评价结果的准确性和客观性。为提高电动汽车用驱动电机系统性能评价的准确性、完善性,应引入更加客观的评价方法来取代传统方法,或与传统评价方法相结合。本文应用 AHP 建立电动汽车用驱动电机系统性能的综合评价指标体系,构建 BP 神经网络的驱动电机系统综合评价模型,并且采取鸡群优化算法训练优化评价模型,从而对电动汽车的驱动电机系统性能的优劣作出比较全面、客观、高效的评价。

1 驱动电机系统性能评价指标体系的构建

AHP 属于一种定性和定量相结合的分析方法,通过分析复杂系统的各影响因素及其因素之间的内在关联基础上,采取较少的定量信息,以数学化、层次化形式描述复杂系统的影响因素。

1.1 建立评价层次结构

正确评价电动汽车用驱动电机系统性能,必须引入系统工程的思维方法,遵循全面性、独立性、可比性以及效益、成本统筹兼顾的原则,构建电动汽车用驱动电机系统评价指标体系。影响驱动电机系统性能的因素错综复杂,对驱动电机系统性能的评价,不仅考虑其固有特性的各项性能测试指标,如电机温升、转速响应时间等,而且分析驱动电机系统制造企业自身的资质能力指标,如驱动电机系统产品的质量保障能力、技术保障能力、售后服务能力等。在参考电动汽车驱动电机系统性能评价的相关文献以及综合咨询专家意见基础上,本文从驱动电机系统的电机控制性能、电机本体设计、企业资质能力等三个不同维度指标建立驱动电机系统性能评价指标体系^[1-2],如表 1 所示。该体系为由目标层(A)、一级指标层(B)和二级指标层(C)组成的三层结构模型,其中一级指标层包括 3 项指标,二级指标层含有 26 项指标。

1.2 确定指标体系权重

在应用 AHP 确定该评价体系中各指标权重时,基于专家调查数据采用 1-9 比率标度法建立各指标层的权重判断矩阵^[3],通过计算得出电动

表 1 电动汽车用驱动电机系统性能评价层次结构表

目标层 (A)	一级指标层 (B)	二级指标层 (C)
驱动电机 系统性能 评价(A)	电机控制 性能指标 (B ₁)	转矩响应时间/ms(C ₁₁)
		转矩控制精度/ms(C ₁₂)
		堵转转矩/(N·m)(C ₁₃)
		转速响应时间/ms(C ₁₄)
		电机高效率区间(>85%)/%(C ₁₅)
		转速超调量/(r·min ⁻¹)(C ₁₆)
		电机温升/K(C ₁₇)
		控制器温升/K(C ₁₈)
		电机可靠性(C ₁₉)
		电机功率密度(C ₂₁)
	电机本体 设计指标 (B ₂)	转速范围/(r·min ⁻¹)(C ₂₂)
		控制器容量密度(C ₂₃)
		转矩密度(C ₂₄)
		电机质量(C ₂₅)
		控制器成本(C ₂₆)
		过载能力/%(C ₂₇)
		恒功率区域(C ₂₈)
		电机功率因数/%(C ₂₉)
		控制操作性(C ₂₁₀)
		技术保障能力(C ₃₁)
	企业资质 能力指标 (B ₃)	质量保障能力(C ₃₂)
		售后服务能力(C ₃₃)
		价格水平(C ₃₄)
		供货能力(C ₃₅)
		设备能力(C ₃₆)
		人力资源管理水平(C ₃₇)

汽车用驱动电机系统性能评价的指标权重判断矩阵 A-B、B₁-C、B₂-C、B₃-C,分别如表 2~表 5 所示。接着分别计算各判断矩阵的特征向量,并将各特征向量经过归一化处理后,便可求得各项指标的权重及其合成权重。表 6 为二级指标层各指标因素相对于目标层的综合权重向量。

表 2 权重判断矩阵 A-B

A	B ₁	B ₂	B ₃	权重
B ₁	1	1	4	0.445
B ₂	1	1	4	0.445
B ₃	1/4	1/4	1	0.110

表 3 权重判断矩阵 B_1-C

B	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{14}	C_{15}	C_{16}	C_{17}	C_{18}	C_{19}	权重
C_{11}	1	1	2	1	1/2	1	2	2	1/3	0.095 3
C_{12}	1	1	2	1	1/2	1	2	2	1/3	0.095 3
C_{13}	1/2	1/2	1	1/2	1/3	1/2	1	1	1/5	0.047 7
C_{14}	1	1	2	1	1/2	1	2	2	1/3	0.095 3
C_{15}	2	2	3	2	1	2	5	5	1/2	0.190 6
C_{16}	1	1	2	1	1/2	1	2	2	1/3	0.095 3
C_{17}	1/2	1/2	1	1/2	1/5	1	1	1	1/5	0.047 7
C_{18}	1/2	1/2	1	1/2	1/5	1	1	1	1/5	0.047 7
C_{19}	3	3	5	3	2	3	5	5	1	0.285 9

表 4 权重判断矩阵 B_2-C

B	C_{21}	C_{22}	C_{23}	C_{24}	C_{25}	C_{26}	C_{27}	C_{28}	C_{29}	C_{210}	权重
C_{21}	1	1/2	1	1	1	1/3	1/3	1/3	1	1/2	0.055 5
C_{22}	2	1	2	2	2	1/3	1	1/3	2	1/2	0.111 0
C_{23}	1	1/2	1	1	1	1/3	1/3	1/3	1	1/2	0.055 5
C_{24}	1	1/2	1	1	1	1/3	1/3	1/3	1	1/2	0.055 5
C_{25}	1	1/2	1	1	1	1/3	1/3	1/3	1	1/2	0.055 5
C_{26}	3	3	3	3	3	1	3	3	3	3	0.166 5
C_{27}	3	1	3	3	3	1/3	1	1	3	1/3	0.166 5
C_{28}	3	3	3	3	3	1/3	1	1	3	1/3	0.166 5
C_{29}	1	1/2	1	1	1	1/3	1/3	1/3	1	1/2	0.055 5
C_{210}	2	2	2	2	2	1/3	3	3	2	1	0.111 0

表 5 权重判断矩阵 B_3-C

B	C_{31}	C_{32}	C_{33}	C_{34}	C_{35}	C_{36}	C_{37}	权重
C_{31}	1	1	5	3	3	4	6	0.304 5
C_{32}	1	1	5	3	3	4	6	0.304 5
C_{33}	1/5	1/5	1	1/3	1/3	1/3	1	0.060 9
C_{34}	1/3	1/3	3	1	1	1/3	3	0.101 5
C_{35}	1/3	1/3	3	1	1	1/3	3	0.101 5
C_{36}	1/4	1/4	3	3	3	1	5	0.076 2
C_{37}	1/6	1/6	1	1/3	1/3	1/5	1	0.050 8

2 基于鸡群优化算法-BP 神经网络的评价模型建模

2.1 BP 网络结构

BP 神经网络含有输入层、隐含层、输出层,其拓扑结构模型如图 1 所示^[3]。

输入向量 $C_{11} \sim C_{37}$ 经过隐含层结点后作用并

输出至输出层神经元节点,得到 BP 网络实际输出量 Y , Y 与该网络的理想输出 Q 之间往往存在偏差,网络通过样本的不断学习和训练,反复调整输入至隐含、隐含至输出等各网络层间的连接权值 ω_{ij} 、 T_{hi} ,以及隐含层和输出层的节点阈值 θ_i 、 θ_k 等结构参数,直至神经网络的误差精度达到设定精度范围。如果仍单一采取传统的 BP 学习算

表 6 驱动电机系统性能评价指标合成权重

性能指标	综合权重	性能指标	综合权重
C_{11}	0.042 4	C_{25}	0.024 7
C_{12}	0.042 4	C_{26}	0.074 1
C_{13}	0.021 2	C_{27}	0.074 1
C_{14}	0.042 4	C_{28}	0.074 1
C_{15}	0.084 8	C_{29}	0.024 7
C_{16}	0.042 4	C_{210}	0.049 4
C_{17}	0.021 2	C_{31}	0.033 5
C_{18}	0.021 2	C_{32}	0.033 5
C_{19}	0.127 2	C_{33}	0.006 7
C_{21}	0.024 7	C_{34}	0.011 2
C_{22}	0.049 4	C_{35}	0.011 2
C_{23}	0.024 7	C_{36}	0.008 4
C_{24}	0.024 7	C_{37}	0.005 6

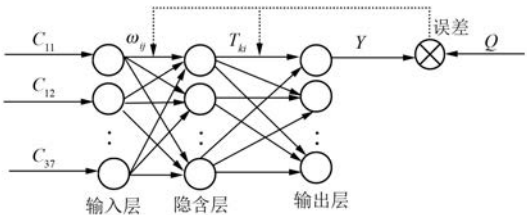


图 1 BP 神经网络模型

法,会存在收敛速度慢、对网络初始权值等参数比较敏感、易陷入局部最优等不足和问题,为此本文采取一种较为新颖的鸡群优化算法(Chicken Swarm Optimization,CSO)用于优化 BP 神经网络模型,以提高 BP 网络的收敛速度及其精度。

2.2 鸡群算法优化及其改进

CSO 是由 Meng 等在 2014 年首次提出的一种模拟具有等级秩序的鸡群觅食行为的全局优化算法。该算法具有较快的收敛速度、较高的收敛精度及较强的鲁棒性能。设定鸡群搜寻食物的空间范围为 D 维,鸡种群规模为 N ,其中公鸡、母鸡、小鸡以及妈妈母鸡的个数分别是 N_g, N_{m1}, N_x 和 N_{m2} 。在整个鸡群中,公鸡的食物搜索能力最好,但适应度最小;小鸡的食物搜索能力最差,而适应度最大;母鸡的食物搜索能力比较一般。因为公鸡、小鸡、母鸡等 3 类型鸡各自的食物搜索能力存在明显差异,所以相应采取不同的位置更新方法。

公鸡的位置更新规则如式(1)、式(2)所示,

即为

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t [1 + \text{randn}(0, \delta^2)] \tag{1}$$

$$\delta^2 = \begin{cases} 1 & (f_i \leq f_k) \\ \exp\left(\frac{f_k - f_i}{|f_i| + \zeta}\right) & (f_i > f_k) \end{cases} \tag{2}$$

式中: x_{ij}^{t+1}, x_{ij}^t ——第 i 只公鸡在 j 维空间第 $t + 1$ 次、 t 次迭代时的位置;

$\text{randn}(0, \delta^2)$ ——均值为 0、标准差为 δ^2 呈正态分布的随机数;

ζ ——不为 0 的很小常数;

k ——从公鸡中随机选取的除去 i 的第 k 只公鸡;

f_i, f_k ——第 i 只公鸡和第 k 只公鸡的适应度。

母鸡的食物搜寻能力较公鸡稍弱,其位置更新受到伙伴公鸡所处位置以及其他公鸡和母鸡的影响较大。母鸡的位置更新迭代策略如式(3)~式(5),即为

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + B_1 \cdot \text{rand} \cdot (x_{ij}^t - x_{ij}^t) + B_2 \cdot \text{rand} \cdot (x_{ij}^t - x_{ij}^t) \tag{3}$$

$$B_1 = \exp\left(\frac{f_i - f_u}{|f_i| + \zeta}\right) \tag{4}$$

$$B_2 = \exp(f_v - f_i) \tag{5}$$

式中: x_{ij}^{t+1}, x_{ij}^t ——第 i 只母鸡在 j 维空间第 $t + 1$ 次、 t 次迭代时的位置;

rand ——0~1 区间内均匀分布的随机数;

u ——从第 i 只母鸡所在群中随机选取的第 u 只公鸡;

B_1 ——第 i 只母鸡的伙伴公鸡 u 对其影响因子;

v ——在整个鸡群中从公鸡和母鸡中随机选择的第 v 只个体,但 $u \neq v$;

B_2 ——其他公鸡和母鸡对第 i 只母鸡的影响因子;

f_u, f_v ——第 u 只公鸡和第 v 只公鸡的适应度。

小鸡一般在妈妈母鸡的周围附近搜索,妈妈母鸡位置对小鸡的搜索范围影响颇大,小鸡的位置更新规则为

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + H \cdot (x_{ij}^t - x_{ij}^t) \tag{6}$$

式中: x_{ij}^{t+1}, x_{ij}^t ——第 i 只小鸡在 j 维空间第 $t + 1$ 次、 t 次迭代时位置;

x_{ij}^t ——第 i 只小鸡的妈妈母鸡 r 在 t 次迭代时位置;

H ——妈妈母鸡位置对第 i 只小鸡位置的影响因子,一般在 $[0, 2]$ 范围内随机取值。

由于小鸡仅根据自己妈妈的位置信息来改变当前位置,却不能获取鸡群中有最强食物搜索能力的公鸡位置信息。一旦妈妈母鸡陷入局部最优时,小鸡甚至整个鸡群都会陷入局部最优。为此,小鸡在位置更新时还需要考虑向鸡群内公鸡进行学习^[4],这里在式(6)基础上进行改进,即为

$$x_{ij}^{t+1} = \tau \cdot x_{ij}^t + H \cdot (x_{rj}^t - x_{ij}^t) + M \cdot (x_{sj}^t - x_{ij}^t) \quad (7)$$

式中: x_{sj}^t ——妈妈母鸡所在群中的公鸡在 t 次迭代时位置;

M ——学习因子,反映小鸡跟随鸡群中公鸡学习的程度;

τ ——小鸡的自学习系数。

2.3 CSO 优化 BP 神经网络模型

CSO 优化 BP 神经网络的流程示意图如图 2 所示^[5]。

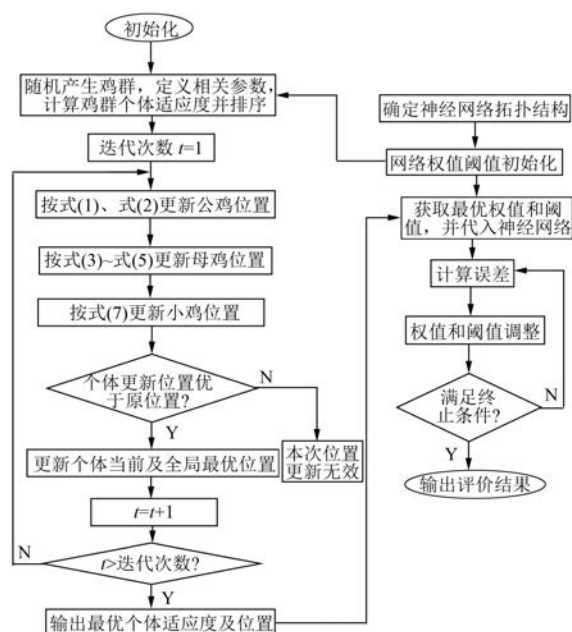


图 2 CSO 算法优化 BP 神经网络流程图

3 电动汽车用驱动电机性能评价实例

3.1 指标数据的预处理

电动汽车用驱动电机系统性能评价的二级指

标共 26 项,有定量指标,也有定性指标。其中,定量指标主要含正向型定量指标和负向型定量指标。正向型定量指标的指标值越大越好,如转矩控制精度、电机高效率区间、过载能力等;负向型定量指标的指标值越小越好,如转矩响应时间、转速超调量、控制器成本等。由于各性能指标量纲和单位各异,所以必须对指标数据进行无量纲化和规范化的数学预处理,这里采取平移和极差变换方法。

对于正向型定量指标数据,按式(8)进行转换,即:

$$g(k) = \frac{x_k - x_{kmin}}{x_{kmax} - x_{kmin}} \quad (8)$$

对于负向型定量指标数据,按式(9)进行转换,即:

$$g(k) = \frac{x_{kmax} - x_k}{x_{kmax} - x_{kmin}} \quad (9)$$

式中: $g(k)$ ——指标数据经过标准化处理后值;

x_{kmax} ——第 k 个指标数据中的最大值;

x_{kmin} ——第 k 个指标数据中的最小值。

本评价系统中,定量指标数据可以通过驱动电机台架试验和实际调查获取,而定性指标数据则通过专家结合现场考核以打分形式获取,专家打分的分值范围设定为 $[0, 100]$,从而将定性指标数据转换成定量指标数据,然后按定量指标数据的无量纲化方法,将数据统一处理为 $[0, 1]$ 区间值。

3.2 神经网络的拓扑结构

(1) 选取输入节点。输入层节点的个数表示驱动电机系统性能评价的指标个数。这里将电动汽车用驱动电机系统性能评价的 26 个指标作为输入神经元,输入神经网络前,对每一项指标数据均按式(8)、式(9)进行无量纲化的数学处理。

(2) 确定隐含节点。隐含层的节点数可以按式(10)设计。

$$c = \sqrt{a + b} + k \quad (10)$$

式中: a 、 b 、 c ——输入层、输出层、隐含层的节点数;

k —— $[1, 10]$ 范围内的常数。

由此,本文隐含层节点的神经元个数选定为 10。

(3) 选择输出节点。将电动汽车用驱动电机系统性能评价的 26 项指标数据值作为神经网络的输入量,驱动电机系统性能的实际评价结果 Y

作为神经网络的输出量。评价结果 Y 按分值高低划分为 5 个等级,即性能优秀[1~0.9]、性能良好(0.9~0.8]、性能合格(0.8~0.6]、性能不合格(0.6~0.4]、性能差(0.4~0)。因此,输出层节点数设定为 5 个。

3.3 样本数据的选取

表 7 中数据为采集且处理后的各种类型电动汽车驱动电机系统性能的台架试验、专家打分等数据,驱动电机系统选取无锡、常州多个厂

家提供的 15 套永磁同步电机系统、交流三相感应电机系统、永磁无刷直流电机系统、开关磁阻电机系统。表 7 中的 1~15 为训练样本和测试样本数, $C_{11} \sim C_{19}$ 、 $C_{21} \sim C_{210}$ 、 $C_{31} \sim C_{37}$ 均为评价指标。采取 AHP 求得各驱动电机系统性能评价的综合得分,该得分作为 BP 神经网络的期望(目标)输出量 Q 。表 7 的第 1~12 组数据选为神经网络的训练样本数据,第 13~15 组样本数据用于网络的检验。

表 7 神经网络训练样本与测试样本

评价指标	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
C_{11}	0.83	0.82	0.58	0.76	0.55	0.83	0.61	0.92	0.78	0.83	0.92	0.78	0.84	0.66	0.76
C_{12}	0.89	0.80	0.6	0.71	0.45	0.84	0.56	0.94	0.72	0.86	0.91	0.74	0.84	0.57	0.58
C_{13}	0.93	0.79	0.52	0.76	0.63	0.82	0.4	0.91	0.7	0.78	0.96	0.75	0.83	0.48	0.81
C_{14}	0.91	0.78	0.45	0.73	0.48	0.76	0.56	0.92	0.68	0.74	0.96	0.71	0.84	0.54	0.75
C_{15}	0.92	0.81	0.43	0.75	0.49	0.72	0.59	0.97	0.75	0.72	0.86	0.72	0.71	0.56	0.60
C_{16}	0.9	0.81	0.55	0.71	0.53	0.86	0.64	0.78	0.72	0.83	0.84	0.75	0.84	0.54	0.54
C_{17}	0.94	0.87	0.47	0.78	0.52	0.87	0.67	0.72	0.75	0.72	0.92	0.73	0.84	0.41	0.57
C_{18}	0.95	0.83	0.55	0.70	0.51	0.74	0.66	0.88	0.81	0.78	0.87	0.75	0.76	0.55	0.76
C_{19}	0.86	0.78	0.4	0.73	0.5	0.84	0.58	0.84	0.64	0.71	0.85	0.8	0.82	0.56	0.58
C_{21}	0.89	0.71	0.61	0.76	0.6	0.71	0.46	0.93	0.72	0.81	0.94	0.78	0.85	0.58	0.72
C_{22}	0.90	0.76	0.58	0.74	0.4	0.84	0.47	0.95	0.71	0.69	0.92	0.74	0.88	0.51	0.71
C_{23}	0.86	0.84	0.58	0.75	0.56	0.82	0.58	0.93	0.72	0.74	0.98	0.75	0.81	0.63	0.76
C_{24}	0.91	0.8	0.63	0.74	0.54	0.8	0.62	0.94	0.75	0.72	0.87	0.71	0.76	0.48	0.58
C_{25}	0.87	0.75	0.52	0.76	0.55	0.81	0.47	0.91	0.8	0.81	0.93	0.68	0.78	0.54	0.80
C_{26}	0.88	0.77	0.45	0.71	0.45	0.8	0.43	0.92	0.68	0.82	0.91	0.75	0.84	0.51	0.62
C_{27}	0.91	0.79	0.43	0.77	0.63	0.79	0.56	0.97	0.69	0.82	0.88	0.72	0.84	0.51	0.56
C_{28}	0.89	0.78	0.58	0.73	0.48	0.85	0.57	0.78	0.71	0.85	0.89	0.75	0.83	0.63	0.54
C_{29}	0.90	0.81	0.62	0.72	0.49	0.82	0.54	0.72	0.66	0.72	0.87	0.81	0.84	0.62	0.78
C_{210}	0.85	0.82	0.42	0.71	0.53	0.76	0.55	0.88	0.75	0.78	0.85	0.64	0.71	0.54	0.69
C_{31}	0.94	0.80	0.44	0.78	0.52	0.72	0.56	0.84	0.74	0.71	0.94	0.72	0.84	0.52	0.62
C_{32}	0.92	0.79	0.52	0.70	0.58	0.86	0.49	0.9	0.63	0.81	0.92	0.71	0.89	0.53	0.62
C_{33}	0.95	0.78	0.55	0.73	0.54	0.87	0.5	0.91	0.71	0.69	0.98	0.68	0.8	0.54	0.65
C_{34}	0.87	0.81	0.61	0.74	0.53	0.74	0.52	0.88	0.7	0.81	0.87	0.74	0.81	0.48	0.78
C_{35}	0.92	0.84	0.58	0.76	0.45	0.8	0.58	0.93	0.71	0.76	0.95	0.73	0.8	0.61	0.72
C_{36}	0.94	0.85	0.6	0.71	0.63	0.84	0.58	0.92	0.72	0.82	0.84	0.81	0.78	0.54	0.69
C_{37}	0.89	0.79	0.42	0.76	0.48	0.82	0.62	0.97	0.75	0.80	0.92	0.69	0.84	0.52	0.62
得分 Q	0.89	0.79	0.50	0.74	0.51	0.80	0.55	0.89	0.71	0.77	0.89	0.74	0.82	0.55	0.64

3.4 CSO-BP 网络参数设置与训练及测试

利用 CSO 算法优化 BP 神经网络时,通过反

复模拟试验,选取的 CSO 初始化参数如下:鸡群规模数量为 $N=100$,其中公鸡 $N_g=20$,母鸡 $N_{m1}=$

60, 小鸡 $N_x = 20$; 妈妈母鸡对小鸡影响因子 $H = 0.8$, 迭代次数 $T = 80$, 小鸡学习因子 $M = 0.9$, 小鸡自我学习系数 $\tau = 0.3$. BP 神经网络目标误差精度设定为 0.000 1。采用 MATLAB 7.0 仿真软件, 将表 7 中前 12 组训练样本数据输入至神经网络, 先后采取 BP、PSO、CSO-BP 三种算法来训练神经网络, 训练的性能指标及误差曲线分别如表 8 和图 3 所示。当 CSO-BP 算法训练网络时, 网络收敛速度最快, 只需经过 48 步, 网络实际输出与其对应的目标输出(得分 Q)之间的误差便控制在规定的目标误差范围内。

表 8 不同算法训练网络的性能指标

指标	BP 算法	PSO 算法	CSO-BP 算法
运行时间/s	76.5	17.8	8.1
训练精度	0.01	0.001	0.000 1
训练步数	未达标	128	48

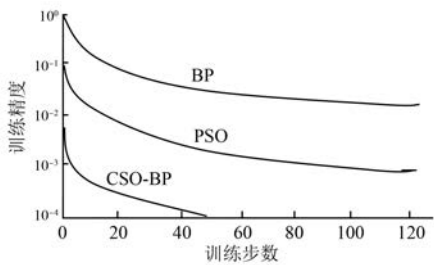


图 3 神经网络的训练误差曲线

保存上述由 CSO-BP 算法训练完好的神经网络参数, 将表 7 中的第 13~15 组样本数据输入神经网络进行检验, 测试结果如表 9 所示。从表 9 明显看出, 测试样本的网络实际输出与期望目标输出的最大相对误差不超过 1%, 网络实际输出的电动汽车用驱动电机系统性能评价等级与期望输出完全相同。所以, 本文设计的 CSO-BP 神经网络具有较强的泛化能力, 能很好地拟合领域专家的评价思维, 对于各种驱动电机系统性能评价更加真实高效。

表 9 样本检验结果

样本号	实际输出 Y	期望输出 Q	相对误差/%	评价等级
13	0.827 5	0.82	0.906 3	性能良好
14	0.552 8	0.55	0.506 5	性能不合格
15	0.635 7	0.64	-0.676 4	性能合格

4 结 语

(1) 针对电动汽车用驱动电机系统性能评价实际, 在分析现有评价方法与问题基础上, 应用 AHP 确定驱动电机系统性能评价指标的权重。利用合理的权重分配以及对评价指标数据的规范化处理, 从而更多避免主观判断, 提高了电动汽车用驱动电机系统性能评价的科学性和可靠性。

(2) 针对传统 BP 算法的不足, 提出利用新颖的 CSO 优化 BP 神经网络的连接权重与阈值, 建立 CSO-BP 神经网络模型。仿真结果表明, 该模型应用于电动汽车用驱动电机系统性能评价, 具有速度快、准确度高、智能化程度高等优点。本文为电动汽车用驱动电机系统性能的综合评价提供了一种新方法, 对于拓展驱动电机系统的技术研究及其生产也具有一定的指导价值。

【参考文献】

[1] 黄宜山, 张文军. 电动汽车用驱动电机系统评价体系的研究[J]. 大功率变流技术, 2013(2): 47-52.

[2] 王伟, 王庆年, 初亮, 等. 混合动力汽车驱动电机性能评价体系研究[J]. 农业机械学报, 2011, 42(8): 20-25.

[3] 乔维德. 基于 AHP 和 ANN 的节水型社会评价方法研究[J]. 水科学与工程, 2007(5): 1-4.

[4] 孔飞, 吴定会. 一种改进的鸡群算法[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2015, 14(6): 681-688.

[5] 王兴成, 胡汉梅, 刘林. 基于鸡群优化算法的配电网重构[J]. 电工电气, 2016(3): 20-24.

收稿日期: 2016 -09 -19

欢迎投稿 欢迎订阅 欢迎刊登广告